

Estratégias de perturbação para metaheurística VNS aplicada ao problema RSA em Redes Ópticas Elásticas

Carlos Magno de O. Araújo, Iguatemi Eduardo da Fonseca e Lucídio A. F. Cabral

Resumen—O RSA é um problema de otimização na alocação de rota e espectro que objetiva atender demandas de tráfego em uma rede óptica sobre algum critério de eficiência. Nesse estudo foi abordada a versão *offline*, ou estática, desse problema no contexto de redes ópticas elásticas e analisada a variação no desempenho de uma metaheurística VNS através do uso de diferentes estratégias de perturbação orientadas ao problema assistidas por método aleatório em comparação a métodos puramente orientados ou puramente aleatório. Os testes mostram que diferentes tipos de melhorias de desempenho vêm com diferentes tipos de métodos de perturbação.

Palabras-Clave—Problema RSA, Redes Ópticas Elásticas, Metaheurística.

Abstract—The RSA(Routing and Spectrum Allocation) is an optimization problem that aims at to attend traffic demands in a optical network under a given performance criterion. In this paper we address the static version of this problem in the flex-grid optical networks context and analyse the performance improvement of a VNS metaheuristic by using different biased perturbation strategies aided by aleatory method in comparison with pure biased or aleatory perturbation methods. The tests show that different kinds of performance improvements comes with different kinds of perturbation methods.

Keywords—RSA Problem, Elastic Optical Networks, Metaheuristic.

I. INTRODUÇÃO

Redes elásticas têm ganhado espaço como consequência da eficiência no uso do espectro óptico e elasticidade de granularidade comparada às tradicionais redes WDM de espectro estático [3].

Nesse trabalho foi abordada a versão estática do problema RSA, em que uma matriz de demandas pré-definidas é fornecida. As versões estáticas, também conhecidas como *offline*, dos problemas de roteamento e alocação de recurso são importantes em etapas de planejamento de redes de transmissão. Modelos ILP(*Integer Linear Programming*)/MIP(*Mixed-Integer Programming*) [11] do problema RSA mostram eficiência no uso do espectro óptico em redes OFDM elásticas em comparação às tradicionais redes WDM.

Os autores em [9] desenvolveram um algoritmo baseado em Otimização por Colônia de Formiga (*ACO - Ant Colony Optimization*) para solucionar a versão *online* do problema RSA. Os resultados desse trabalho comparam a probabilidade

de bloqueio de cinco algoritmos e, por meio de experimentos, conseguiram demonstrar que o algoritmo proposto alcançou baixas taxas de probabilidade de bloqueio, baixa complexidade e alta adaptação.

Em [5], os autores propõem um algoritmo baseado na metaheurística ILS (*Iterated Local Search*) para resolver a versão *off-line* do problema RSA. No algoritmo proposto, quatro estratégias de perturbação são utilizadas. Além disso, um modelo matemático é usado na fase de busca local. Os resultados desse trabalho demonstraram que o algoritmo proposto conseguiu tempos aceitáveis e soluções de boa qualidade. Em [4], a metaheurística ILS também é utilizada, mas nesse trabalho dois modelos matemáticos são usados na fase de busca local.

No contexto de metaheurísticas, a eficiência das estratégias de perturbação usadas está diretamente relacionada à eficiência da própria heurística. Em [2] foram estudadas as eficiências independentes das estratégias de perturbação propostas em [5] mostrando uma relação de compromisso entre o método de perturbação aleatória com alto poder de perturbação, em outras palavras, capacidade de sair de regiões de ótimos locais, e as perturbações orientadas ao problema com boa qualidade de salto, ou seja, capacidade de guiar o salto sobre uma região com soluções promissoras.

Neste artigo foi usada uma metaheurística VNS (*Variable Neighborhood Search*) [6], explicada na Seção 3, com busca local por método exato (*Mathuristic*) para avaliar a eficiência de diferentes combinações de estratégias de perturbação propostas em [5] levando em consideração a análise de diferentes qualidades individuais de cada estratégia apontadas em [2]. Uma contribuição direta desta análise é responder questões como: (i) Vale a pena usar perturbações sensíveis ou relacionadas ao contexto do problema RSA? (ii) É possível estabelecer relacionamentos entre diferentes tipos de perturbações? (iii) Em que condições pode ser mais vantajoso usar diferentes técnicas de perturbação concomitantemente?

O restante deste artigo está organizado da seguinte forma. A Seção 2 apresenta o problema RSA no contexto de Redes Ópticas Elásticas e o modelo ILP usado no processo de busca local. A Seção 3 descreve a implementação e parâmetros da metaheurística VNS, e as estratégias de perturbação básicas. Na Seção 4 são esclarecidas as métricas e os cenários usados na avaliação, e expostos os resultados de desempenho da heurística sob as diferentes configurações de perturbação, bem como analisados e discutidos os resultados obtidos. Por último, na Seção 5 são apresentadas as considerações finais.

Carlos Magno de O. Araújo e Iguatemi Eduardo da Fonseca e Lucídio A. F. Cabral Centro de Informática, Universidade Federal da Paraíba (UFPB), João Pessoa - PB, Brasil, E-mails: ca.magno00@gmail.com, iguatemi@ci.ufpb.br, lucidio@ci.ufpb.br.

II. O PROBLEMA RSA OFFLINE EM REDES ÓPTICAS ELÁSTICAS

Ao contrário da divisão de espectro por WDM, as redes ópticas elásticas baseadas em modulação OFDM [7] não possuem largura de banda óptica estática predefinida. Para cada nova demanda é alocado na rede um canal óptico, ou *lightpath*, contínuo ao longo da rota com a largura ajustada para atendê-la. O passo de variação das larguras que podem ser alocadas numa rede elástica é definido pelo grau de granularidade estabelecido.

Na alocação elástica, as demandas recebem um intervalo do espectro ajustado ao volume do tráfego exigido, diferente das tradicionais redes ópticas WDM, em que as demandas são alocadas dentro de intervalos do espectro de tamanho fixo pré-estabelecido. Esse método fixo de alocação pode gerar desperdício de capacidade de transmissão [11].

A versão *off-line* do problema RSA tem como dados de entrada, de acordo com [8], os seguintes parâmetros:

- Uma rede óptica representada por um grafo $G(V, E)$, V sendo o conjunto de nós ópticos e E o conjunto de enlaces de fibra conectando dois nós $\{v_s, v_t\} \in V$;
- Um conjunto ordenado S de *slots* de frequência em cada enlace em E ; $S = \{s_1, s_2, \dots, s_{|S|}\}$;
- Uma banda de proteção B (número de *slots*) é necessária entre duas alocações de espectro contíguas;
- Um conjunto D de demandas a serem transportadas. Cada demanda d é representada por uma tupla (s_d, t_d, b_d, n_d) , em que s_d e t_d são os nós de origem e destino, respectivamente, b_d é a banda requerida, e n_d é o número de *slots* requeridos.

O problema tem como objetivo minimizar o somatório de bandas rejeitadas, ou seja, maximizar o volume de tráfego atendido admitindo bloqueio de demandas.

Cada demanda alocada deve ter definida uma configuração de alocação, ou seja, uma rota e um conjunto de *slots* obedecendo as restrições de contiguidade e continuidade. A restrição de contiguidade estabelece que o conjunto de *slots* atribuídos a uma demanda devem ser contíguos no espectro. A restrição de continuidade estabelece que o mesmo conjunto de *slots* deve ser usado em cada enlace ao longo da rota.

Para o problema RSA, são apresentados na literatura alguns modelos ILP para a solução através de programação inteira. Para esse trabalho abordaremos o modelo LP-CA [8].

A. O Modelo LP-CA

A formulação LP-CA faz uso do conceito de canais, retirando do modelo matemático a complexidade associada à restrição de contiguidade [8]. Um canal consiste num conjunto de *slots* contíguos.

Sejam:

- S : conjunto de *slots* ópticos;
- D : conjunto de demandas;
- $P(d)$: conjunto de caminhos candidatos para a demanda d ;
- B : banda de proteção em número de *slots*;
- b_d : banda requerida pela demanda d ;
- $C(d)$: conjunto de canais para a demanda d ;

- y_{pc} : variável de decisão binária. Igual a 1 se o canal c é alocado ao longo da rota p , 0 do contrário;

- δ_{pe} : conjunto de valores binários. Igual a 1 se a rota p utiliza o enlace e , 0 do contrário;

- γ_{cs} : conjunto de valores binários. Igual a 1 se o canal c contém o *slot* s , 0 do contrário.

- x_d : variável de decisão binária. Igual a 1 se a demanda d foi rejeitada, 0 do contrário.

O modelo LP-CA deve minimizar:

$$\varphi = \sum_{d \in D} b_d x_d \quad (1)$$

Sujeito a:

$$\sum_{p \in P(d)} \sum_{c \in C(d)} y_{pc} + x_d = 1 \quad \forall d \in D \quad (2)$$

$$\sum_{d \in D} \sum_{p \in P(d)} \sum_{c \in C(d)} \gamma_{cs} \delta_{pe} y_{pc} \leq 1 \quad \forall e \in E, s \in S \quad (3)$$

$$x_d \in \{0, 1\} \quad d \in D \quad (4)$$

$$y_{pc} \in \{0, 1\} \quad p \in P, c \in C \quad (5)$$

A Restrição (2) garante a exclusão mútua entre alocação e rejeição para cada demanda. A Restrição (3) garante atribuição de única demanda para cada *slot* de cada enlace.

III. METAHEURÍSTICA VNS

A ideia básica da metaheurística VNS é explorar sucessivamente um conjunto de vizinhanças pré-definido para fornecer uma solução melhor. No contexto de metaheurísticas, soluções vizinhas são definidas como soluções diferentes em um grau de modificação estabelecido e vizinhança de busca é o conjunto de soluções vizinhas obtidas a partir de uma solução inicial. De modo geral, quanto maior o grau de modificação tolerado, maior o tamanho da vizinhança de busca.

A metaheurística VNS implementada para esse estudo possui busca local por método exato, o que implica possuir como vizinhança o conjunto de soluções viáveis a partir da formulação dada dado com entrada. De acordo com a estratégia de perturbação, a formulação do modelo é alterada em tempo de execução bloqueando previamente um subconjunto de demandas.

Para a implementação do processo busca local por método exato foi usado o modelo LP-CA, descritos na Seção 2.1, tendo como *solver* o IBM ILOG CPLEX (disponível em [1]). O modelo e a metaheurística VNS foram implementadas nas linguagens OPL e IBM ILOG Script de controle de fluxo, respectivamente.

Foram usadas três variações de tamanho de vizinhança para a busca local: 65%, 80% e 95% da quantidade total de demandas da instância.

No pseudocódigo 1 descrevemos o funcionamento da metaheurística VNS implementada nesse estudo. O método de construção de solução inicial (linha 2) seleciona aleatoriamente um conjunto de demandas com cardinalidade definida pelo tamanho inicial de vizinhança de busca.

Algorithm 1 Variable Neighborhood Search

```

1:  $V \leftarrow V_0 \leftarrow$  Tamanho de vizinhança inicial;
2:  $S' \leftarrow S \leftarrow$  SOLUÇÃO_INICIAL();
3:  $S' \leftarrow$  PERTURBAÇÃO( $S'$ );
4:  $C \leftarrow 0$ ; ▷ Contador de insucessos
5: while  $C \leq$  Quantidade máxima de insucessos do
6:    $S'' \leftarrow$  BUSCA_LOCAL( $S', V$ ); ▷ CPLEX limitado por tempo
7:   if  $S''$  melhora a função objetivo then
8:      $S \leftarrow S''$ ;
9:      $S' \leftarrow$  PERTURBAÇÃO( $S''$ );
10:     $V \leftarrow V_0$ ;
11:   else
12:     if  $V =$  Maior tamanho de vizinhança then
13:        $S' \leftarrow$  PERTURBAÇÃO( $S''$ );
14:        $V \leftarrow V_0$ ;
15:        $C \leftarrow C + 1$ ;
16:     else
17:        $V \leftarrow$  Próximo tamanho de vizinhança;
18:     end if
19:   end if
20: end while
21: return  $S$ ;

```

As estratégias de perturbação combinadas foram usadas a fim de verificar-se o potencial de escape de mínimos locais do espaço de busca. A chamada do processo de perturbação após uma busca local com vizinhança V reduz o espaço combinatório ao tamanho da vizinhança inicial rejeitando $V|D| - V_0|D|$ demandas de acordo com as estratégias empregadas. As demandas rejeitadas fica excluídas do conjunto de demandas alocadas da solução gerada pela próxima busca local. O processo de aumento de vizinhança seleciona aleatoriamente uma quantidade complementar de demandas dentre as demandas arbitrariamente rejeitadas na solução corrente tornando-as aptas a estarem na solução da próxima busca local.

A condição de parada foi definida como a quantidade máxima de três insucessos. Um insucesso é definido por uma busca exata sob o espaço de busca máximo sem melhora do valor da função objetivo.

A. Estratégias de Perturbação

Nesse estudo foram usadas quatro estratégias de perturbação básicas, inicialmente propostas em [5]. Três dessas estratégias são orientadas ao problema, ou seja, apresentam critérios de modificação de solução baseados suas características. A quarta estratégia tem caráter meramente aleatório.

As perturbações atuam escolhendo um subconjunto de demandas do conjunto de demandas alocadas na solução corrente, tornando-as não elegíveis na próxima busca local e, conseqüentemente, impedindo-as de estarem na próxima solução gerada. O processo de escolha desse subconjunto de demandas evidencia a estratégia usada. As perturbações básicas usadas nas avaliações foram: (i) a perturbação por menor caminho; (ii) por maior caminho; (iii) por balanceamento de carga; e (iv) a perturbação aleatória.

Algorithm 2 Perturbação Maior/Menor Caminho

```

1:  $V \leftarrow$  Nível de Vizinhança Atual;
2:  $N \leftarrow |D| * (V - V_0)$ ; ▷ Quantidade de demandas a rejeitar
3:  $C \leftarrow 0$ ; ▷ Contador
4: while  $C \leq N$  do
5:    $d \leftarrow$  Demanda alocada na maior/menor rota;
6:    $x_d = 1$ ; ▷ Rejeita demanda na variável de decisão do modelo
7:    $C \leftarrow C + 1$ 
8: end while

```

Algorithm 3 Perturbação Balanceamento de Carga

```

1:  $V \leftarrow$  Nível de Vizinhança Atual;
2:  $N \leftarrow |D| * (V - V_0)$ ;
3:  $C \leftarrow 0$ ;
4: while  $C \leq N$  do
5:    $d \leftarrow$  Demanda alocada na rota com enlaces mais congestionados;
6:    $x_d = 1$ ;
7:   Decrementa grau de congestionamento dos enlaces usados na rota alocada para  $d$ ;
8:    $C \leftarrow C + 1$ 
9: end while

```

A perturbação por maior caminho seleciona em ordem decrescente demandas alocadas nas maiores rotas. De forma oposta, a perturbação por menor caminho seleciona em ordem crescente as demandas alocadas nas menores rotas como mostrado no pseudocódigo 2. A perturbação por balanceamento de carga seleciona demandas alocadas em rotas que possuem os enlaces mais congestionados em ordem decrescente, atualizando a cada escolha o grau de congestionamento dos enlaces ao longo da rota da demanda selecionada conforme o pseudocódigo 3.

IV. RESULTADOS

A. Métricas e Cenários de Avaliação

Para avaliar o impacto dos processos de perturbação no desempenho da heurística foram usadas quatro métricas: valor médio da função objetivo, tempo médio de execução, taxa de sucesso e taxa de melhora.

As métricas de taxa de sucesso e taxa de melhora foram propostas em [2] e estimam especificamente o desempenho do processo de perturbação referente ao poder de perturbação e qualidade da perturbação respectivamente.

A taxa de sucesso refere-se à proporção de buscas locais que resultaram em soluções melhores após a chamada do processo de perturbação. Denotando $TS(p)$ a taxa de sucesso de um método de perturbação p , L_p a quantidade de buscas locais executadas depois da chamada do processo de perturbação p e a quantidade de buscas locais que resultaram em melhor solução após a chamada da perturbação p de I_p , tem-se que $TS(p) = \frac{I_p}{L_p}$.

A taxa de melhora corresponde à diferença proporcional entre o valor da função objetivo da solução anterior e o

valor da nova solução melhorada resultante de busca local em algum nível de vizinhança após a chamada do processo de perturbação. Definindo como $TM(p)$ a melhora proporcional da solução trazida por uma busca local após a chamada da perturbação p , S o valor da solução anterior à melhora e S' o valor na nova solução melhorada, tem-se $TM(p) = 1 - \frac{S'}{S}$. Dessa forma, $TM(p) = 0.5$, por exemplo, significa diminuir pela metade a quantidade de banda não alocada.

Foram usados três cenários diferentes. Esses cenários definem a quantidade de demandas requisitadas e a capacidade(em *slots*) dos enlaces. O primeiro cenário é composto por 36 demandas e capacidade $|S| = 30$ *slots* por enlace. O segundo cenário é composto por 50 demandas e capacidade $|S| = 30$ *slots* por enlace. O terceiro cenário é composto por 100 demandas e capacidade $|S| = 40$ *slots* por enlace.

Para as topologias ABILENE e RNP foi usado o primeiro cenário. Para a topologia ARPANET foram usados o segundo e terceiro cenário. Para a topologia ESPANHA foi usado o terceiro cenário apenas. Na Figura 1 estão ilustradas, em grafos, as topologias citadas. Cada uma das topologias foi testada com cinco instâncias do(s) seu(s) respectivo(s) cenário(s). Cada instância refere-se à uma matriz aleatória de demandas. Cada demanda possui uma largura de banda solicitada, variando entre 10, 40 ou 100 Gbit/s (1, 2 ou 4 *slots*).

Para cada uma das configurações *K-topologia-cenário-instância* foram realizadas 10 iterações, em que K representa a quantidade de menores rotas calculadas para cada demanda usando o algoritmo Yen [10].

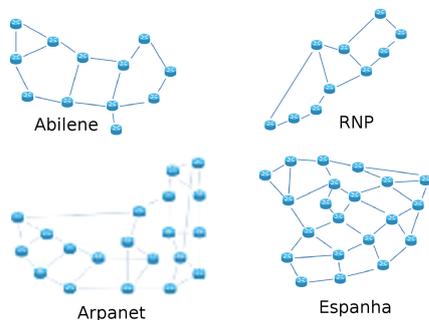


Fig. 1. Topologias de rede utilizadas.

B. Confronto dos Métodos de Perturbação

Nesse trabalho foram avaliados processos de perturbação compostos por combinações das estratégias de perturbação básicas, descritas na Seção 3.1. Em [2] são apontadas duas estratégias de perturbação com melhores desempenho nas taxas de sucesso e melhora.

A perturbação aleatória apresentou o melhor desempenho em relação a taxa de sucesso, em contrapartida a perturbação por maior caminho apresentou melhor desempenho em relação a taxa de melhora. Por esse motivo, foram avaliadas nesse trabalho dois processos mono-estratégicos e três combinações de estratégias de perturbação. Processos de perturbação multi-estratégicos possuem uma distribuição de probabilidade, informados na Tabela I, que define a escolha de uma estratégia básica a cada chamada.

TABELA I
DISTRIBUIÇÃO DE PROBABILIDADES EM PROCESSOS DE PERTURBAÇÃO MULTI-ESTRATÉGICOS.

Estratégias Combinadas	Probabilidades de Escolha			
	Aleatória	Maior Caminho	Menor Caminho	Balanceamento de Carga
Aleatória e Maior Caminho	0.3	0.7	0	0
Uniforme	0.25	0.25	0.25	0.25
Ponderada	0.227	0.28	0.253	0.24

TABELA II
DESEMPENHO DOS MÉTODOS DE PERTURBAÇÃO TESTADOS EM RELAÇÃO AO TEMPO DE EXECUÇÃO(S) EM FUNÇÃO DE K.

Estratégias de Perturbação	K		
	1	2	3
Maior Caminho	190,08	517,06	884,23
Aleatória e Maior Caminho	204,46	536,87	911,97
Aleatória	202,36	548,41	941,63
Ponderada	198,25	546,32	930,94
Uniforme	186,76	440,49	688,40

Os processos de perturbação avaliados foram: perturbação aleatória apenas, perturbação por maior caminho apenas, perturbação aleatória e por maior caminho com distribuição ponderada, todas as estratégias de perturbação básicas com distribuição uniforme e todas as estratégias de perturbação básicas com distribuição ponderada.

Nas Tabelas II, III, IV e V tem-se os valores de desempenho obtidos em função de K de cada processo de perturbação em relação ao tempo médio de execução, valor médio da função objetivo, taxa de sucesso e taxa de melhora respectivamente. Para a Tabela de valor de função objetivo, dado que a função objetivo do modelo LP-CA é de minimização, valores menores correspondem a melhores resultados. As tabelas evidenciam alguns aspectos interessantes a respeito do desempenho dos processos de perturbações sob as métricas avaliadas. Mais uma vez é observada uma relação de compromisso em que não há uma melhor opção de escolha absoluta.

Observando a Tabela II nota-se que o processo de perturbação com probabilidade uniforme se destaca em termos de tempo de execução. A métrica de tempo é diretamente proporcional ao esforço de busca, ou seja, a quantidade de buscas locais efetuadas durante a execução da heurística. Entretanto, realizar menos buscas locais pode significar que ou a perturbação propicia boas soluções nas primeiras buscas

TABELA III
DESEMPENHO DOS MÉTODOS DE PERTURBAÇÃO TESTADOS EM RELAÇÃO AO VALOR DA FUNÇÃO OBJETIVO (GB/S BLOQUEADOS) EM FUNÇÃO DE K.

Estratégias de Perturbação	K		
	1	2	3
Maior Caminho	249,48	208	186,16
Aleatória e Maior Caminho	253,68	202,64	184,76
Aleatória	227,32	193,08	174,64
Ponderada	236	197,56	183,68
Uniforme	236,28	200,48	183,28

TABELA IV

DESEMPENHO DOS MÉTODOS DE PERTURBAÇÃO TESTADOS EM RELAÇÃO A TAXA DE SUCESSO(%) EM FUNÇÃO DE K.

Estratégias de Perturbação	K		
	1	2	3
Maior Caminho	18,24	19,21	19,68
Aleatória e Maior Caminho	20,45	20,45	20,48
Aleatória	22,39	22,11	22,57
Ponderada	20,05	20,51	20,52
Uniforme	19,83	20,22	20,22

TABELA V

DESEMPENHO DOS MÉTODOS DE PERTURBAÇÃO TESTADOS EM RELAÇÃO A TAXA DE MELHORA(%) EM FUNÇÃO DE K.

Estratégias de Perturbação	K		
	1	2	3
Maior Caminho	29,31	32,25	32,33
Aleatória e Maior Caminho	26,69	31,22	33,21
Aleatória	24,08	28,45	29,14
Ponderada	27,95	31,60	32,76
Uniforme	28,04	32,92	33,23

locais ou não consegue soluções muito melhores do que a solução inicial desde as primeiras buscas locais.

Analisando, os valores da Tabela III pode-se ver que o método de perturbação uniforme apresenta resultados satisfatórios. Isso indica que o método uniforme consegue guiar as primeiras buscas locais para regiões com soluções razoáveis, porém não apresenta bom poder de perturbação capaz de fugir para regiões com soluções melhores, o que pode ser reforçado pelo seu baixo desempenho em taxa de sucesso, mostrado na Tabela IV. Ainda na mesma Tabela, pode-se observar que o método de perturbação puramente aleatório apresentou, no geral, melhores soluções em contrapeso ao seu baixo desempenho em relação ao tempo médio de execução, como mostrado na Tabela II. Isso implica dizer que, apesar de a perturbação aleatória possuir um salto mal guiado, uma vez que necessita de mais buscas locais e apresenta mal desempenho na taxa de melhora como percebe-se na Tabela V, eventualmente os saltos decaem sobre uma região com boas soluções.

Enquanto o método aleatório fornece soluções que, em média, apresentam quase 10 Gbit/s a mais de banda alocada, o método uniforme apresenta um tempo de execução, no caso $K = 3$, com pouco mais de 200 segundos de vantagem. É convincente afirmar então que o uso de perturbações orientadas ao problema tendem a diminuir o tempo de execução da heurística com um grave efeito colateral de tornar as buscas locais inflexíveis fazendo com que haja, em média, uma diminuição da qualidade das soluções. De maneira oposta pode-se reconhecer que métodos de perturbação com caráter aleatório delongam a execução da heurística, porém permitem buscas locais em regiões mais diversificadas, onde eventualmente encontram-se boas soluções, o que, no geral, melhora a média da qualidade das soluções finais. Dadas tais análises é possível dizer que a relação de compromisso acontece entre os métodos aleatório e uniforme fornecendo destaque de desempenho sob os aspectos de qualidade de solução e tempo de execução respectivamente

de forma contrabalanceada.

Curiosamente, nota-se que os desempenhos em taxa de melhora e tempo de execução são sutilmente proporcionais, bem como os desempenhos em taxa de sucesso e qualidade da soluções, no caso, valores menores para função objetivo. É possível então que, uma vez que exista essa relação entre as métricas de heurística e perturbação, seja possível construir um processo de perturbação dinâmico, ou seja, adaptável em tempo de execução, uma vez que as taxas de sucesso e melhora podem ser obtidas e atualizadas durante as iterações de busca local.

V. CONCLUSÕES

Nesse trabalho foram avaliadas combinações de estratégias de perturbação para o problema RSA sob métricas de desempenho de heurística e perturbação. Para isso foi usada uma metaheurística VNS com busca local por método exato, na qual se percebeu a existência de uma relação de compromisso entre qualidade de solução e tempo de execução. Esse direcionamento se faz importante para a construção de uma boa metaheurística baseada em busca local iterativa com perturbação.

Partindo desse princípio, como trabalho futuro pretende-se implementar uma metaheurística VNS para o problema RSA em redes ópticas elásticas que dispense o pré-processamento de rotas e canais, necessários para o modelo, e possua etapa de perturbação dinâmica, explorando o alto poder de perturbação do método aleatório e aceleração do processo de busca por meio de métodos de perturbação orientados ao problema.

REFERENCIAS

- [1] Ibm ilog cplex optimization studion. <http://www-01.ibm.com/software/websphere/products/optimization/cplex-studio-community-edition/>.
- [2] Carlos M. Araújo, Renê P. Gusmão, Iguatemi E. Fonseca, and Lucidio A. F. Cabral. Um estudo sobre estratégias de perturbação para metaheurística vns aplicada ao problema rsa em redes Ópticas elásticas. In *XLVIII SBPO Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional*, pages 2103–2111, 2016.
- [3] K. Christodoulopoulos, I. Tomkos, and E. A. Varvarigos. Elastic bandwidth allocation in flexible ofdm based optical networks. 29(9):1354–1366, 2011.
- [4] R. P. Gusmao, L. A. F. Cabral, and I. E. Fonseca. Metaheurística ils aplicada ao problema de alocação de rota e espectro em redes Ópticas elásticas. In *MOMAG 2014: 16º SBMO - Simpósio Brasileiro de Micro-ondas e Optoeletrônica e 11º CBMag - Congresso Brasileiro de Eletromagnetismo*, pages 18–24, 2014.
- [5] R. P. Gusmao, L. A. F. Cabral, and I. E. Fonseca. Um algoritmo baseado em iterated local search para problema de alocação de rota e espectro. In *XLVI Simposio Brasileiro de Pesquisa Operacional*, pages 2097–2108, 2014.
- [6] Pierre Hansen, Nenad Mladenović, and Dionisio Perez-Britos. *Journal of Heuristics*, 7(4):335–350, 2001.
- [7] Arthur James Lowery and Jean Armstrong. Orthogonal-frequency-division multiplexing for optical dispersion compensation. mar 2007.
- [8] L. Velasco, M. Klinkowski, M. Ruiz, and J. Comellas. Modeling the routing and spectrum allocation problem for flexgrid optical networks. *Photonic Network Communications*, 24(3):177–186, apr 2012.
- [9] Y. Wang, J. Zhang, Y. Zhao, J. Wang, and W. Gu. Aco-based routing and spectrum allocation in flexible bandwidth networks. 25:135–143, 2013.
- [10] Jin Y. Yen. Finding the k shortest loopless paths in a network. *Management Science*, 17(11):712–716, jul 1971.
- [11] Wei Zheng, Yaohui Jin, Weiqiang Sun, Wei Guo, and Weisheng Hu. On the spectrum-efficiency of bandwidth-variable optical OFDM transport networks. In *Optical Fiber Communication Conference*. The Optical Society, 2010.